

РАЗРАБОТКА ТЕХНОЛОГИИ ПОСТРОЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОГО НАБОРА ПРИЗНАКОВ ДЛЯ РАЗЛИЧЕНИЯ КЛАССОВ ТЕКСТУРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Е.В. Бирюкова¹, Р.А. Парингер^{1,2}, А.В. Куприянов^{1,2}

¹ Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва (национальный исследовательский университет) (СГАУ), Самара, Россия,

² Институт систем обработки изображений РАН, Самара, Россия

В работе предлагается способ линейной трансформации пространства признаков, основанный на использовании алгоритма дискриминантного анализа. Для исследуемого набора изображений использование полученного таким образом пространства признаков вместо исходного позволило снизить ошибку кластеризации с 30% до 10%.

Ключевые слова: текстурные изображения, дискриминантный анализ, статистические признаки, матрица смежности.

Введение

Текстура является одной из важных характеристик при анализе изображений. Однако, до сих пор нет чёткого определения этого понятия, и для каждой конкретной задачи текстурного анализа применяется свой метод её описания.

Работа направлена на построение универсальных признаков для классификации большого набора текстурных изображений.

1. Описание технологии

Предлагаемая технология основана на использовании алгоритма дискриминантного анализа для формирования эффективного набора признаков и использует первый критерий разделимости для оценки информативности признаков [1].

Дискриминантный анализ используется для устранения корреляции между признаками и как следствие уменьшения размерности признакового пространства. Использование алгоритма позволяет с одной стороны сохранить информативность набора признаков для классификации, а с другой уменьшить число признаков, что в свою очередь позволяет использовать более простые методы классификации и снижает значение ошибки классификации.

Пусть дана выборка, состоящая из n элементов, разделённых на g классов и содержащая r признаков. В дискриминантном анализе мерой эффективности выборки являются критерии разделимости, которые рассчитываются по формулам:

$$J = \text{tr}((\mathbf{T})^{-1}\mathbf{B}),$$

где $\mathbf{T} = \mathbf{B} + \mathbf{W}$,

B – матрица межгруппового рассеяния, элементы которой рассчитываются по формуле:

$$b_{ij} = \sum_{k=1}^g n_k (\bar{x}_{ik} - \bar{x}_i)(\bar{x}_{jk} - \bar{x}_j), i, j = \overline{1, p},$$

W – матрица внутригруппового рассеяния, элементы которой рассчитываются по формуле:

$$w_{ij} = \sum_{k=1}^g \sum_{m=1}^{n_k} (x_{ikm} - \bar{x}_{ik})(x_{jkm} - \bar{x}_{jk}), i, j = \overline{1, p},$$

x_{ikm} – значение i -ого признака для m -го элемента в классе k , $\bar{x}_{ik} = 1/n_k \sum_{m=1}^{n_k} x_{ikm}$ – среднее значение i -ого признака в классе k , $\bar{x}_i = (1/n) \sum_{k=1}^g n_k \bar{x}_{ik}$ – среднее значение i -ого признака по всем классам, n_k – число элементов в классе k .

Чем больше значение критерия – тем больше разделимость классов.

Пусть $\mathbf{x} = [x_1 x_2 \dots x_p]^T$ – исходный вектор признаков. Рассмотрим алгоритм формирования новых признаков $\mathbf{y} = [y_1 y_2 \dots y_m]^T$.

1. Для матрицы $\mathbf{T}^{-1}\mathbf{B}$ определим значения собственных векторов \mathbf{v}_i , $i = \overline{1, p}$.
2. Определим вектора нормированных коэффициентов $\boldsymbol{\beta}_i = [\beta_0, \beta_1 \dots \beta_p]$, $i = \overline{1, m}$, где элементы β_i , $i = \overline{0, p}$ вычисляются следующим образом:

$$\beta_0 = -\sum_{i=1}^p \beta_i \bar{x}_i, \beta_i = v_i \sqrt{n-g}, i = \overline{1, p}.$$

3. Вычислим элементы вектора новых признаков по формуле:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p, i = \overline{1, m}.$$

Число сформированных признаков не может превышать числа исходных.

Описание основных этапов технологии построения эффективного набора признаков можно представить в виде следующего алгоритма:

1. Выбираем исходные данные: набор признаков и разделённые на классы текстурные изображения.
2. Производим расчёт признаков для каждого изображения. Формируем исходную выборку.
3. Составляем набор информативных исходных признаков:
 - а) из исходной выборки выбираем два класса;
 - б) для них рассчитываем индивидуальные критерии разделимости по каждому признаку;

- в) запоминаем лучший признак по значению критерия разделимости;
- г) повторяем пункты а) - в) для всех возможных пар классов из исходной выборки;
- д) отсеиваем повторяющиеся признаки. Полученный набор является искомым.

4. Из исходной выборки исключаем неинформативные признаки, которые не попали в набор, полученный в пункте 3.

5. Применяем алгоритм дискриминантного анализа для формирования набора новых признаков.

6. Рассчитываем индивидуальные критерии разделимости для каждого нового признака из сформированного набора.

7. Исключаем из набора признаки с низким значением критерия разделимости.

Таким образом, мы получили эффективный набор признаков для различения классов текстурных изображений.

2. Описание эксперимента

Поскольку в конечном итоге мы с помощью алгоритма дискриминантного анализа формируем линейную комбинацию признаков, которая обеспечивает максимальную разделимость классов, то не так важно какой исходный набор статистических признаков мы возьмём за основу. Поэтому в рамках текущего исследования для различения классов текстурных изображений были использованы статистические признаки: первый основной момент, контраст, корреляция, инерция, к которым были добавлены признаки, вычисляемые по формуле:

$$\lambda(\Delta x, \Delta y, n) = \frac{\sum |f(x, y) - f(x + \Delta x, y + \Delta y)|^n}{N},$$

где f – функция яркости изображения, N – количество пикселей изображения.

Для исследования использовались признаки λ , рассчитанные при $\Delta x, \Delta y = 0, \pm 1, \pm 2$, $n = 1, 2, 3$.

Общий набор составил 40 признаков.

Изображения текстур были взяты из базы «Kylberg Texture Dataset v. 1.0» [2]. Используемая база состоит из 28 классов различных видов текстур по 160 уникальных изображений в каждом классе. Все изображения являются полутоновыми и их разрешение составляет 576 на 576 пикселей. Примеры текстурных изображений для каждого класса представлены на рисунке 1.

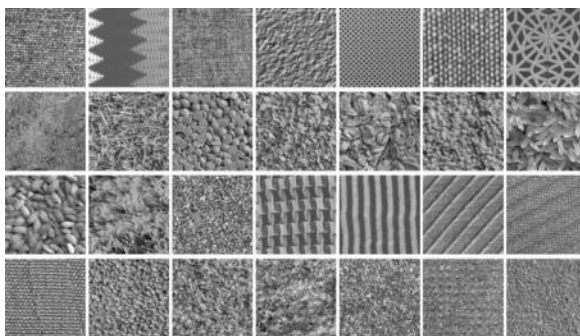


Рис.1. Примеры текстурных изображений для каждого класса из «Kylberg Texture Dataset v. 1.0»

Для расчёта признаков была разработана программа, которая позволяет сформировать исходную выборку.

Согласно третьему пункту алгоритма были рассчитаны индивидуальные критерии разделимости для каждой пары классов из исходной выборки. Таким образом было отобрано 378 признаков, но после отсеивания повторяющихся, полученный набор составил 28.

После применения процедуры дискриминантного анализа для выборки, полученной в результате выполнения 4 пункта, было сформировано новое пространство признаков.

В завершении формирования набора эффективных признаков были рассчитаны индивидуальные критерии разделимости по полученному признаковому пространству, из которого в последствии были исключены те признаки, значение критериев которых меньше 0,5.

Таким образом, был отобран набор из 12 эффективных признаков для различения классов текстурных изображений базы «Kylberg Texture Dataset v. 1.0».

Для исследования эффективности разработанной технологии была проведена оценка качества наборов признаков, полученных на разных шагах алгоритма. Оценка проводилась путём вычисления ошибки кластеризации на основе алгоритма k-means, где в качестве начальных условий использовались центры исходных классов [3]. Ошибка кластеризации была вычислена после пунктов 4 и 7 составила 30% и 10% соответственно, что подтверждает эффективность разработанной технологии.

Заключение

Была предложена технология, позволяющая построить эффективный набор признаков для решения задачи классификации. Полученный набор признаков можно использовать для описания текстурных различий большого числа текстур.

Использование предложенной технологии может найти применение в задачах описания текстурных изображений, а также формировании новых знаний о природе текстур.

Литература

1. Фукунага, К. Введение в статистическую теорию распознавания образов / К. Фукунага. — М.: Наука, 1979. — 270 с.
2. База текстур Kylberg [Электронный ресурс]. — URL: <http://www.cb.uu.se/~gustaf/texture/> (дата обращения 28.10.2015)
3. Мандель, И. Д. Кластерный анализ. — М.: Финансы и Статистика, 1988.